

Weekly Report(Sep. 9th, 2018. 刘一璟)

工作

1. 处理肺科医院的新数据，已经完成
2. 确定本次CVPR投稿的论文思路，进行程序编写. 思路已经确定，程序还在继续
3. 工作时长: 工作日每日9个小时，周末共12小时，共57小时.

工作进度

项目	进度	截止时间
博士论文	待框架确定	11月
CVPR投稿	数据处理完成，思路已确定，正在编写程序	11月

论文阅读

Multi-view Harmonized Bilinear Network for 3D Object Recognition

- 研究3D目标识别问题
- 基本思路是使用multi-view的方法，即通过多个2D图得到3D的表示
- 使用bilinear pooling将局部特征图综合得到有效的3D目标表示，并合用了不同部分的双线性特征以达到更具差异性的表示. 将这两步合并为一个单独的网络层.
- 提出自己的bilinear pooling形式，用于度量两个集合中向量的相似性:

$$PSS_2(\mathcal{X}_A, \mathcal{X}_B) = \langle \text{vec}(\sum_{x \in \mathcal{X}_A} xx^T), \text{vec}(\sum_{y \in \mathcal{X}_B} yy^T) \rangle$$

分解为两个独立的正定对称矩阵的计算

- 进行奇异值分解后，对奇异值进行平滑化以平衡权重:

$$F_A = U_A \Sigma_A U_A^T = \sum_{s=1}^d \sigma_A^s u_A^s u_A^{sT}$$

$$F_B = U_B \Sigma_B U_B^T = \sum_{t=1}^d \sigma_B^t u_B^t u_B^{tT}$$

$$\text{sim}(A, B) = \langle \text{vec}(F_A), \text{vec}(F_B) \rangle = \sum_{s=1}^d \sum_{t=1}^d \sigma_A^s \sigma_B^t \langle u_A^s, u_B^t \rangle^2$$

$$\sigma^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{\sigma^\lambda - 1}{\lambda} & \lambda \neq 0, \\ \ln(\sigma) & \lambda = 0. \end{cases}$$

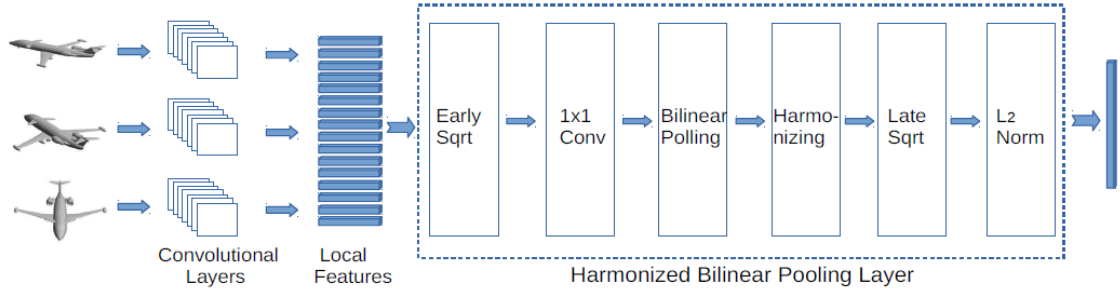


Figure 5. The architecture of the proposed Multi-view Harmonized Bilinear Network (MHBN).

Correlation Tracking via Joint Discrimination and Reliability Learning

- 研究影像追踪问题
- 基本的方法是基于correlation filter，在此之上指出需要同时关注discrimination及reliability信息，以此为切入点提出新的CF方法
- 将filter的权重参数视为基本filter h_d 与reliability权重图 v_d 的逐元素乘积

$$w_d = h_d \odot v_d$$

将目标区域进行分割以计算reliability权重图

$$v_d = \sum_{m=1}^M \beta_m P_d^m$$

- 基于上面的改动，提出了适用的目标函数以进行优化

$$\begin{aligned} [\hat{h}, \hat{\beta}] &= \arg \min_{h, \beta} f(h, \beta; X) \\ s.t. \quad &\theta_{\min} \leq \beta_m \leq \theta_{\max}, \forall m \end{aligned},$$

$$f(h, \beta; X) = f_1(h, \beta; X) + \eta f_2(h; X) + \gamma \|h\|_2^2$$

f_1 为Data Term

$$f_1(h, \beta; X) = \|y - X^T V h\|_2^2$$

f_2 为局部响应一致性

$$f_2(h; X) = \sum_{m,n}^M \|X^T P^m h - X^T P^n h\|_2^2$$

Decorrelated Batch Normalization

- 研究中心为对Batch Normalization操作进行改进
- 提出了Decorrelated Batch Normalization:

$$\phi(X) = \Sigma^{-\frac{1}{2}} (X - \mu \cdot \mathbf{1}^T)$$

以满足 $\phi(X)\phi(X)^T = I$

- 指出PCA白化中的问题，作者将其命名为stochastic axis swapping: 在不同迭代轮次时，正交基发生行交换的现象.并说明了如果白化激活执行不当，就会产生这种现象，影响学习效率
- 作者使用ZCA以解决上述现象，以保持相同的基下进行训练：

$$\Sigma^{-\frac{1}{2}} = D\Lambda^{-\frac{1}{2}}D^T$$

Algorithm 1 Forward pass of DBN for each iteration.

- 1: **Input:** mini-batch inputs $\{\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, m\}$, expected mean μ_E and expected projection matrix $\Sigma_E^{-1/2}$.
 - 2: **Hyperparameters:** ϵ , running average momentum λ .
 - 3: **Output:** the ZCA-whitened activations $\{\hat{\mathbf{x}}_i, i = 1, 2, \dots, m\}$.
 - 4: calculate: $\mu = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j$.
 - 5: calculate: $\Sigma = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (\mathbf{x}_j - \mu)(\mathbf{x}_j - \mu)^T + \epsilon \mathbf{I}$.
 - 6: execute eigenvalue decomposition: $\Sigma = \mathbf{D}\Lambda\mathbf{D}^T$.
 - 7: calculate PCA-whitening matrix: $\mathbf{U} = \Lambda^{-1/2}\mathbf{D}^T$.
 - 8: calculate PCA-whitened activation : $\tilde{\mathbf{x}}_i = \mathbf{U}(\mathbf{x}_i - \mu)$.
 - 9: calculate ZCA-whitened output: $\hat{\mathbf{x}}_i = \mathbf{D}\tilde{\mathbf{x}}_i$.
 - 10: update: $\mu_E \leftarrow (1 - \lambda) \mu_E + \lambda \mu$.
 - 11: update: $\Sigma_E^{-1/2} \leftarrow (1 - \lambda) \Sigma_E^{-1/2} + \lambda \mathbf{D}\mathbf{U}$.
-